基于Penman-Monteith模型和路径排序算法相结合的草莓灌溉方法与验证

张　宇[1,2]，赵春江[1,2]，林　森[2*]，郭文忠[2]，文朝武[2]，龙洁花[2]

（1. 吉林农业大学 信息技术学院，吉林长春 130118；2. 北京农业智能装备技术研究中心，北京 100097）

摘　要： 灌溉是影响作物产量的重要因素。为更加有效、精确地控制设施作物的灌溉，本研究以“章姬”草莓为例，将作物实时生长特征引入灌溉决策模型中，将Penman-Monteith（P-M）模型和知识推理相结合对草莓的灌溉展开研究。首先明确影响草莓灌溉的因子和影响系数，然后建立“章姬”草莓灌溉知识结构和草莓灌溉知识图谱，接着应用路径排序算法（Path Ranking Algorithm，PRA）对P-M模型计算的灌溉值进行调整，实现草莓的精准灌溉。知识推理中每个专家的灌溉调整策略都不相同，本试验以草莓产量最大为目标，选择概率值最高的一组灌溉推理值对灌溉进行调整。试验结果表明，在规定时间采收的情况下，本研究提出的基于Penman-Monteith模型和路径排序算法相结合的方法比传统P-M模型方法的果实总产量、单株果实均产量和果实均重百分比分别提高2478.5g、20.65g和12.15%（单个果实均重提高1.65g），硬度提升了0.1 kg/cm^2。表明该方法根据作物生长状态对作物灌溉进行调整合理，为精确灌溉提供了新的思路。

关键词： 人工智能；知识图谱；知识推理；精准灌溉；路径排序算法；草莓；Penman-Monteith

中图分类号： S275　　**文献标志码：** A　　**文章编号：** 202104-SA001

引用格式：张宇，赵春江，林森，郭文忠，文朝武，龙洁花. 基于Penman-Monteith模型和路径排序算法相结合的草莓灌溉方法与验证[J]. 智慧农业(中英文)，2021，3(3)：116-128.

ZHANG Yu, ZHAO Chunjiang, LIN Sen, GUO Wenzhong, WEN Chaowu, LONG Jiehua. Irrigation method and verification of strawberry based on Penman-Monteith model and path ranking algorith[J]. Smart Agriculture, 2021, 3 (3): 116-128. (in Chinese with English abstract)

1　引　言

草莓作为重要经济农作物之一，2017年国内种植面积为14.13万公顷，年产量达到375.30万吨[1]。灌溉是影响草莓产量的重要因素之一，目前常用的灌溉方法通过Penman-Monteith（P-M）模型和作物系数计算得到，但是公式并未考虑作物实时生长特征，且灌溉方式主要以经验为主，部分灌溉设备决策采用P-M模型决策。随着农业信息的发展，传统的作物灌溉技术也在不同程度的改进，有效提升了农作物的产量，但仍然存在灌溉经验单一和传统保守的问题。目前，国内存在大量草莓种植专业技术人员、科研人员的宝贵经验和知识无法大范围推广应用的问题。近几年，知识图谱[2-4]和知识推理[5-7]技术迅速发展，知识图谱不仅规模巨大，而且语义丰富、质量精

收稿日期：2021-04-07　修订日期：2021-10-04

基金项目：北京市科技计划（Z211100004621006）；北京市农林科学院青年基金（QNJJ202027）；宁夏回族自治区重点研发计划项目（2018BBF02024）

作者简介：张 宇（1997—），男，硕士研究生，研究方向为知识图谱研究。E-mail：435542515@qq.com。

*通讯作者：林 森（1984—），男，高级工程师，研究方向为农业智能装备研究。电话：15652795990。E-mail：linseng@nercita.org.cn。

良、结构友好，因此，研究一种将专业技术人员的经验知识与灌溉模型相结合的灌溉决策方法，对作物生产精准管控具有重要意义。

在知识推理应用研究方面，张美玉等[8]使用基于路径排序算法的STEP特征知识推理技术，实现了知识提取和交换；李智星等[9]提出了一种基于非结构化文本增强关联规则的知识推理方法，可以高效地从非结构化文本中推理出数量更大且质量更高的三元组知识；Bellomarini等[10]提出了一种基于大量知识图谱的现代自动推理体系结构（Vadalog），在推理的计算复杂度和表达能力之间实现了很好的平衡；Zhang等[11]提出了一种用行动者-准则进行知识图推理的强化学习方法，进行自动路径推理；Wang等[12]提出了一种基于注意力机制的知识图推理深度强化学习框架（An Attention-Based Deep Reinforcement Learning），提高了传统方法的效率、泛化能力和可解释性。知识图谱是以图的知识表达方式形式直观表现客观世界中的实体及其之间关系的大规模网络化结构语言网络知识库，比起传统的语义网络，知识图谱规模巨大，在知识融合和知识推理应用方面提供了知识基础。知识推理是从已有的知识出发，通过运用各种方法对各种事物进行思考、理解、认知、分析和决策，找出其中隐含的知识，或者推断出未知知识的过程，包括知识补全[13-15]和知识质量检测[16-18]。知识补全就是及时把最新的知识补充进去，而知识质量检测控制贯穿于知识图谱构建的全周期[19]。

以上针对知识推理的研究已经在较多领域得到应用，但在农业灌溉领域的研究和应用仍处于起步阶段，因此，本研究针对草莓精准灌溉问题，将知识推理和模型决策相结合，提出基于P-M模型和路径排序算法（Path Ranking Algorithm，PRA）相结合的草莓精准灌溉方法并展开研究，探索人工智能在作物灌溉领域的应用。

2 技术路线

本研究将模型和知识推理相结合的方法应用到草莓灌溉决策中，技术路线如图1所示。

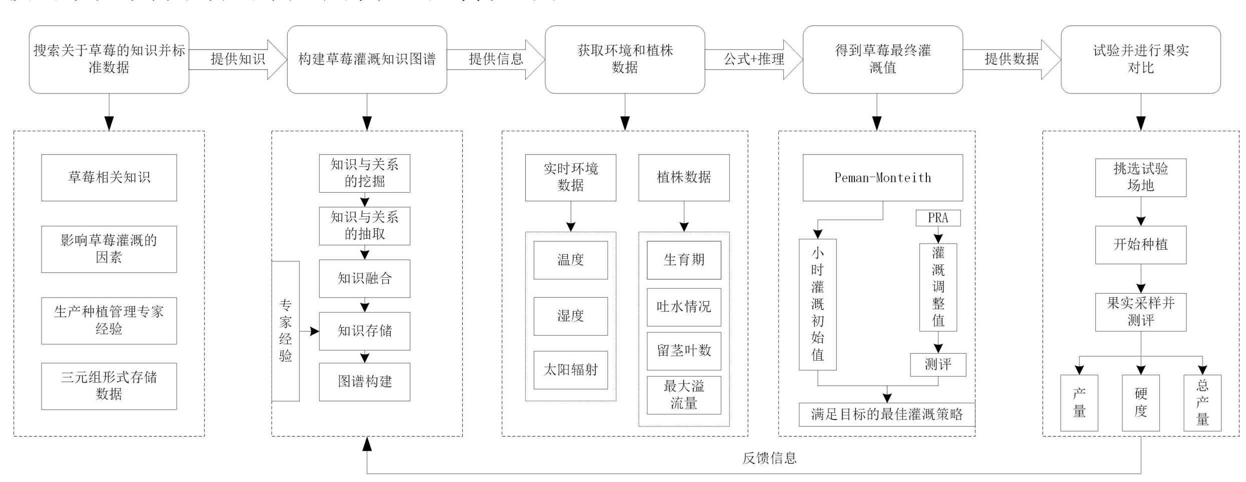


图1 基于Penman-Monteith模型和路径排序算法相结合的草莓灌溉方法与验证技术路线图

Fig. 1 Strawberry irrigation method and validation technology roadmap based on Penman-Monteith model and path sorting algorithm

第一步将“章姬”草莓灌溉的影响因素和专家经验（识别草莓生育期的专家经验）知识标准化，建立基于资源描述框架（Resource Description Framework，RDF）形式的草莓灌溉数据结构。

第二步根据标准化的知识结构模型搜集草莓灌溉的专家经验。首先将所有数据统一为结构化数据，然后与专家经验一同使用*.csv格式文件

存储，并构建基于Neo4j的草莓灌溉知识图谱。

第三步采集草莓各生育期的环境数据和植株数据。

第四步采用P-M模型计算草莓初始灌溉值，然后利用知识推理对初始灌溉值进行调整。

第五步进行试验种植，并对采样果实进行测评。

3 研究方法

本研究采用了基于P-M模型[20-22]和PRA算法相结合的灌溉方法。首先采用P-M模型计算每小时的理论作物蒸发蒸腾量，根据作物系数计算初始灌溉值，然后采用知识推理方法得到灌溉调整值，最后结合初始灌溉值和灌溉调整值对植株进行灌溉。

3.1 灌溉启动控制模型

本试验所用灌溉模型为P-M模型，试验环境为小型智能玻璃温室，无需考虑风速影响，每天的初次灌溉时间为早上8:00左右。试验采用的作物蒸发蒸腾量模型为：

$$ET_c = A \cdot \frac{R_n \cdot \tau \cdot (1 - \exp^{-k \cdot LAI})}{\lambda} + B \quad (1)$$

$$R_n = 0.7101 \cdot R_O - 0.3828 \quad (2)$$

其中，ET_C为作物蒸散量，mm/day；A为无穷小的常数；B为常数，kg/(m^2·kPa^1·h^1)；k为消光系数，无穷小的常数；LAI为叶面积指数，范围在2.0～2.5；λ为水蒸发热能（2.45 MJ/kg在20℃时）；R_n为作物表面的净辐射，MJ/(m^2·h)；τ为室内外太阳辐射的比率；R_O为温室外太阳辐射，MJ/(m^2·h)。

采用P-M模型计算得到每小时的初始灌溉值，同时，在初始灌溉值的基础上采用知识推理法调整初始灌溉值。

3.2 知识推理法

3.2.1 查询专家经验

本试验以产量优先的策略咨询了三位草莓种植专家对草莓不同生长状态的灌溉经验。专家一是某大学的教授，专家二是某研究所设施园艺研究员，专家三是天津市劳模，三位专家都长期从事于草莓栽培研究和日常生产管理。三位专家的影响因子如表1所示，其管理策略如表2～表4所示。

3.2.2 建设标准化知识库

使用基于Neo4j自底向上的知识图谱构建方法，图2为其中一部分。Neo4j采用的1.2.4 Mac 64位版本。图中的节点与线表示两个实体之间存在某种关系，把这样的实体与关系叫做事实三元组。这些三元组也可以看作有标签的有向图，即存在两个实体的节点，通过某种关系把这两个节点连接起来。

图2中，从“吐水情况$\overset{相结合}{\Leftrightarrow}$天气”到影响灌溉有一条路径，包含2个关系$r$，定义这个路径为$L$，则$L = X \rightarrow Y \rightarrow Z$，$X$与$Y$之间由关系$r_1$相连；$Y$与$Z$之间由关系$r_2$相连。

3.2.3 有向路径分析

图2为有向图，可以清晰地反映图中丰富的语义信息和节点之间的关系。在图中两个实体之间的路径就是典型的图结构。图2描述了草莓灌溉与不同影响条件的关系，包含了如下的路径：

（1）吐水情况$\overset{相结合}{\Leftrightarrow}$天气$\overset{影响}{\rightarrow}$灌溉$\overset{影响}{\rightarrow}$果实生长$\overset{结出}{\rightarrow}$果实

（2）生育期$\overset{影响}{\rightarrow}$灌溉$\overset{影响}{\rightarrow}$果实生长$\overset{结出}{\rightarrow}$果实

（3）留叶数$\overset{影响}{\rightarrow}$灌溉$\overset{影响}{\rightarrow}$果实生长$\overset{结出}{\rightarrow}$果实

（4）留茎数$\overset{影响}{\rightarrow}$灌溉$\overset{影响}{\rightarrow}$果实生长$\overset{结出}{\rightarrow}$果实

上面是4条从影响果实的因素实体到实体果实的路径，结合图2可以得到的信息如下。

（1）吐水情况与天气相结合影响灌溉。灌溉与植株生长成正比关系，植株生长可以结出果实；

（2）生育期影响灌溉。灌溉影响植株生长，植株生长可以结出果实；

（3）留叶数影响灌溉。灌溉影响植株生长，植株生长可以结出果实；

（4）留茎数影响灌溉。灌溉影响植株生长，

表 1 基于Penman-Monteith模型和路径排序算法相结合的草莓灌溉试验专家影响表

Table 1 Expert impact table of strawberry irrigation experiment based on Penman-Monteith model and path sorting algorithm

影响关系	产量和品质						辐射		株高						晴天灌溉				连续阴雨天灌溉			
	留茎数	留叶数	昼温	夜温	昼湿	夜湿	灌溉量	灌溉时间	<15		15~25		>25		无吐水	叶片吐水	萼片吐水	最大溢流量	无吐水	叶片吐水	萼片吐水	最大溢流量
									昼	夜	昼	夜	昼	夜								
专家一影响因子	0.6	0.6	0.8	0.7	0.6	0.5	0.8				0.8				0.5		0.4		0.7		0.4	
专家二影响因子	0.6	0.6	0.8	0.7	0.6	0.5	0.8				0.8				0.5		0.5		0.7		0.5	
专家三影响因子	0.6	0.6	0.8	0.7	0.6	0.5	0.8				0.8				0.5		0.4		0.7		0.4	

注：影响因子为影响灌溉因素的重要程度，每个专家的影响因子都不同

表 2 基于Penman-Monteith模型和路径排序算法相结合的草莓灌溉试验专家一管理策略表

Table 2 Management strategy of the first expert for strawberry irrigation experiment based on Penman-Monteith model and path sorting algorithm

生育期	植株		温度/℃		湿度/%		灌溉		气温/℃ 株高/cm						晴天灌溉/%				连续阴雨天灌溉/%			
	留茎数/个	留叶数/片	昼温	夜温	昼湿	夜湿	灌溉量/mL	灌溉时间	<15		15~25		>25		无吐水	叶片吐水	萼片吐水	最大溢流量	无吐水	叶片吐水	萼片吐水	最大溢流量
									昼	夜	昼	夜	昼	夜								
缓苗	1	3—4	24—28	18—22	65—80	75—85	300	8:00	不变	不变	不变	不变	不变	不变	不变	不变	↓100	50	不变	不变	↓100	50
营养生长	1—2	6—12	26—28	16—20	60—75	75—85	150	8:00	↑2	不变	不变	不变	↓1	↓1	↑50	不变	↓100	30	↓25	↓50	↓100	30
花芽分化	1—2	6—12	22—26	10—14	60—75	75—85	100	8:00	↑2	↑2	不变	不变	↓1	↓1	↑25	不变	↓50	10	↓50	↓75	↓100	10
开花	1—2	6—12	20—22	10—12	55—65	60—80	100	8:00	↑2	↑2	不变	不变	↓2	↓2	↑25	不变	↓50	10	↓100	↓100	↓100	10
果实膨大	1—2	6—12	24—26	10—12	55—65	60—80	150	8:00	↑2	↑2	不变	不变	↓2	↓2	↑50	不变	↓25	20	↓25	↓50	↓100	20
成熟	1—2	6—12	22—24	8—10	55—65	60—80	150	8:00	↑2	↑2	不变	不变	↓2	↓2	↑50	不变	↓25	20	↓25	↓50	↓100	20

表3 基于Penman-Monteith模型和路径排序算法相结合的草莓灌溉试验专家二管理策略表

Table 3 Management strategy of the second expert for strawberry irrigation experiment based on Penman-Monteith model and path sorting algorithm

生育期	植株		温度/℃		湿度/%		灌溉		气温/℃						晴天灌溉/%				连续阴雨天灌溉/%			
									株高/cm													
	留茎数/个	留叶数/片	昼温	夜温	昼湿	夜湿	灌溉量/mL	灌溉时间	<15		15~25		>25		无吐水	叶片吐水	萼片吐水	最大溢流量	无吐水	叶片吐水	萼片吐水	最大溢流量
									昼	夜	昼	夜	昼	夜								
缓苗	1	3—4	22—26	18—22	65—80	75—85	300	8:00	不变	不变	不变	不变	不变	不变	不变	不变	↓100	50	不变	不变	↓100	50
营养生长	1—2	6—12	24—28	18—22	60—75	75—85	150	8:00	↑2	不变	不变	不变	↓1	↓1	↑50	不变	↓100	30	↓25	↓50	↓100	30
花芽分化	1—2	6—12	24—28	12—18	60—75	75—85	100	8:00	↑2	↑2	不变	不变	↓1	↓1	↑25	不变	↓50	10	↓50	↓75	↓100	10
开花	1—2	6—12	26—28	16—20	55—65	60—80	100	8:00	↑2	↑2	不变	不变	↓2	↓2	↑25	不变	↓50	10	↓100	↓100	↓100	10
果实膨大	1—2	6—12	26—28	6—16	55—65	60—80	150	8:00	↑2	↑2	不变	不变	↓2	↓2	↑50	不变	↓25	20	↓25	↓50	↓100	20
成熟	1—2	6—12	22—24	8—10	55—65	60—80	150	8:00	↑2	↑2	不变	不变	↓2	↓2	↑50	不变	↓25	20	↓25	↓50	↓100	20

表4 基于Penman-Monteith模型和路径排序算法相结合的草莓灌溉试验专家三管理策略表

Table 4 Management strategy of the third expert for strawberry irrigation experiment based on Penman-Monteith model and path sorting algorithm

生育期	植株		温度/℃		湿度/%		灌溉		气温/℃						晴天灌溉/%				连续阴雨天灌溉/%			
									株高/cm													
	留茎数/个	留叶数/片	昼温	夜温	昼湿	夜湿	灌溉量/mL	灌溉时间	<15		15~25		>25		无吐水	叶片吐水	萼片吐水	最大溢流量	无吐水	叶片吐水	萼片吐水	最大溢流量
									昼	夜	昼	夜	昼	夜								
缓苗	1	3—4	24—28	18-22	65—80	75—85	300	8:00	不变	不变	不变	不变	不变	不变	不变	不变	↓100	50	不变	不变	↓100	50
营养生长	1—2	6—12	26—28	16-20	60—75	75—85	150	8:00	↑2	不变	不变	不变	↓1	↓1	↑50	不变	↓100	30	↓25	↓50	↓100	30
花芽分化	1—2	6—12	22—26	10-14	60—75	75—85	100	8:00	↑2	↑2	不变	不变	↓1	↓1	↑25	不变	↓50	10	↓50	↓75	↓100	10
开花	1—2	6—12	20—22	10-12	55—65	60—80	100	8:00	↑2	↑2	不变	不变	↓2	↓2	↑25	不变	↓50	10	↓100	↓100	↓100	10
果实膨大	1—2	6—12	24—26	10-12	55—65	60—80	150	8:00	↑2	↑2	不变	不变	↓2	↓2	↑50	不变	↓25	20	↓25	↓50	↓100	20
成熟	1—2	6—12	22—24	8-10	55—65	60—80	150	8:00	↑2	↑2	不变	不变	↓2	↓2	↑50	不变	↓25	20	↓25	↓50	↓100	20

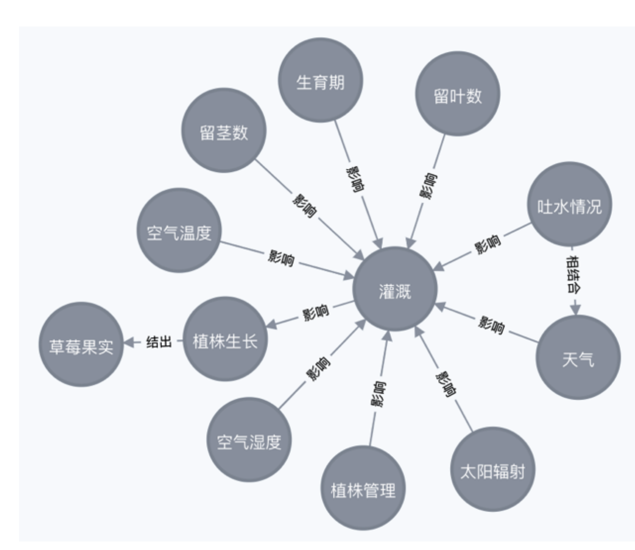


图 2　灌溉研究知识图谱示例

Fig. 2　Examples of knowledge graphs for irrigation research

植株生长可以结出果实。

结合表 1 分析以上路径，影响灌溉的因素在策略中都表现为关系“影响”“成比”“相结合”等。由这些关系组成的路径揭示了生育期、吐水情况、留叶数、留茎数与灌溉量之间的关系。这些路径蕴藏着两个关于灌溉的三元组：

（1）吐水情况 $\overset{相结合}{\Leftrightarrow}$ 天气 $\overset{影响}{\rightarrow}$ 灌溉

（2）生育期 $\overset{影响}{\rightarrow}$ 灌溉

上面这些推理过程不仅存在于包含吐水情况、天气和灌溉的子图中，也存在于生育期和灌溉等的子图中。路径 T（吐水情况 $\overset{相结合}{\Leftrightarrow}$ 天气）$\overset{影响}{\rightarrow}$ Z（灌溉）和路径 T（生育期）$\overset{影响}{\rightarrow}$Z（灌溉）经常同时出现作物灌溉知识中。其中 T 和 Z 是四个代表关系的变量，由关系“相结合”和“影响”组成的路径常出现于灌溉知识中，与 T 和 Z 具体代表什么实体无关。这个示例说明路径是进行关系推理的重要信息之一，也是图结构的关键一环。除了路径，实体邻节点之间的关系也是解释一个实体的重要信息，例如，图 2 中，带有“灌溉”的三元组（留叶数，影响，灌溉）等明显地描述了灌溉这个实体，只是影响程度不同。

3.2.4　推理算法

本研究使用的推理算法为基于图结构的 PRA 算法[23-25]。该算法将实体节点之间的路径当作特征进行链接预测推理，包括实体推理和关系推理，并将关系推理的问题形式化为一个排序问题，对每个关系的头实体（h）预测、尾实体（t）预测或者关系（r）预测都要单独训练一条排序路径。本研究中采用的是关系推理。

在 PRA 中，随机游走的路径排序算法须生成一些路径特征，一个路径 L 是由图谱中的一系列关系组成的，即：

$$L = P_0 \xrightarrow{r_1} P_1 \xrightarrow{r_2} \cdots \xrightarrow{r_{n-1}} P_{n-1} \xrightarrow{r_n} P_n \quad (3)$$

其中，P_l 是关系 r_l 的作用域（range）以及关系 P_0 的值域（domain），即 P_l=*range*（r_l）=*domain*（r_l），p 在图 2 中代表着各节点，R 代表着各节点之间的关系。实体的类型一般是指值域（domain）和作用域（range）。

基于路径的随机游走定义了一个关系路径的分布，并可以得到每条路径的特征值 $s_{h,\ L(p)}$，$s_{h,\ L(p)}$ 可以为沿着路径 L 从节点 h 开始能够到达节点 p 的概率。具体操作为，在随机游走的初始阶段，给定 $s_{h,\ L(p)}$ 的初始值为 1，如果 e=h，初始化值为 0，e 为节点。在随机游走的过程中，$s_{h,\ L(e)}$ 的更新原则如下：

$$s_{h,P(e)} = \sum_{e' \in range(L')} s_{h,L'(e')}(e') \cdot L\left(e|e';\ r_l\right) \quad (4)$$

$$L(e|e';\ r_l) = \frac{r_l(e', e)}{|r_l(e', \cdot)|} \quad (5)$$

其中，$L(e|e';\ r_l)$ 表示从节点 e' 出发沿着关系 r_l 通过一步能够达到节点 e 的概率；$r_l(e', e)$ 表示 e' 和 e 之间到底有没有关系 r_l 存在，如果存在，$r_l(e', e)$=1，若不存在，$r_l(e', e)$=0。关系 r 在通过随机游走时会得到相应的路径特征，$L_r = \left\{L_1, \cdots, L_n\right\}$，之后 PRA 可以利用这些路径特征为关系 r 来训练一个线性的预测试实体序模型，其中每个关系 r 都会有一个训练样本，也就是头实体和尾实体的组合的得分，给定一种计算方法如下：

$$score(h, t) = \sum_{L_i \in L_r} \theta_i s_{h,L_i(e)} = \theta_1 s_{h,L_1(e)} + \theta_2 s_{h,L_2(e)} + \cdots + \theta_n s_{h,L_n(e)} \quad (6)$$

其中，$\theta_i(i=1,2,\cdots,n)$为改进的表示路径的模糊权重参数。

$$\theta_i = 0.5 \times (\theta_{i-1} \pm \frac{\sum_l^n \delta}{n}) \tag{7}$$

其中，$1 \leqslant l \leqslant n$，$n$为影响因子个数，个；$\delta$为影响因子系数。

3.2.5 样本概率值

本小节设计一个得分函数作为三个专家的灌溉调整值的评价标准。通过一个逻辑斯蒂函数来计算得到每个样本的概率。函数如下：

$$L\left(r_i|score\left(h_i,t_i\right)\right) = \frac{\exp(score(h_i,t_i))}{1+\exp(score(h_i,t_i))} \tag{8}$$

其中，$score(h,t)$表示训练样本(h_i,t_i)的得分，定义为如果(h_i,r,t_i)存在，此式成立，r_i=1；如果不存在，则不成立，r_i=0。

3.3 灌溉值调整

由于本研究中考虑到作物生长状态，所以使用PRA对初始灌溉值调整，然后进行灌溉。灌溉值调整过程如图3所示。已知每小时的灌溉值P_{i-1}和影响条件r_i，计算后一小时的灌溉量P_i。其中P_{i-1}为P、M模型计算的初始灌溉量，r_i为由知识推理得出的灌溉调整值，P_i为灌溉值。所以每次调整的P_i均依据前一小时的灌溉量P_{i-1}和灌溉调整值r_i来调整，具体如下。

P_0为当天第一小时初始灌溉量，P_i为第i个小时的初始灌溉量，P_i由P、M模型计算，每小时实际灌溉值通过知识推理对初始灌溉值进行调整得出，调整方法如下：

$$P_i = P_{i-1} \pm r_i \tag{9}$$

$$r_i = \frac{\delta_i}{36}\sum_i^n \delta_i\gamma_i = (\frac{\delta_1}{36}\delta_1\gamma_1 + \frac{\delta_2}{36}\delta_2\gamma_2 + \cdots + \frac{\delta_n}{36}\delta_n\gamma_n) \tag{10}$$

其中，$P_i = ET_c$，即作物蒸散量，表示由P-M模型得出的初始灌溉值；依次推理得到灌溉时期每个小时的灌溉值，其中，i=1，…，24；δ为各影响子的影响系数；γ为该影响因子下的灌溉调整比例；n为影响灌溉条件的最大个数。

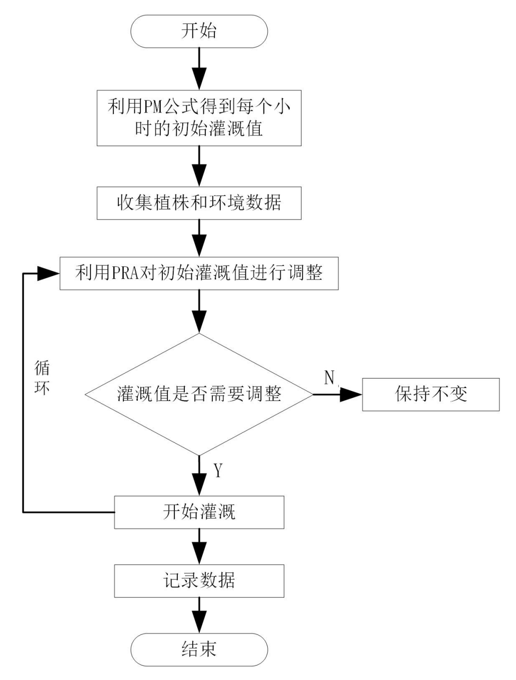


图3 基于Penman-Monteith模型和路径排序算法相结合的草莓灌溉值调整图

Fig.3 Adjustment chart of strawberry irrigation value based on Penman-Monteith model and path sorting algorithm

4 试验过程与结果分析

4.1 试验地点

试验玻璃温室位于云南省昆明市富民县种植基地，25.20817°N，102.5737°E，海拔高度为1455～2817 m。

4.2 试验设计

试验所种草莓品种为章姬，果实长圆锥形、淡红色、个大、畸形少，可溶性固形含量9%～14%，味浓甜、芳香，果色艳丽美观，柔软多汁，休眠期浅。

采用四组对比试验，选择在四栋相同结构的单体玻璃温室进行，温室长12 m，宽8 m，面积为96 m^2，每个温室有六行种植槽。1号温室采用基于模型与知识推理结合的灌溉方法；2号温室采用基于传统条件和机器学习二级数据训练相结合的灌溉方法；3号温室采用基于视觉经验的综合灌溉方法；4号温室采基于草莓蒸腾的灌溉方

法。定植时间为2020年7月20日，栽培方式为高架栽培。试验区数据包含图像数据和环境数据，其中环境数据包括空气温度、空气湿度、太阳辐射累积量、天气情况等，由国家农业智能装备工程技术研究中心开发的智慧管控云服务托管系统采集；草莓植株的图像信息数据由“萤石云”摄像头拍摄；施肥机采用荷兰骑士的水肥一体化设备。

4.3 试验过程

试验每小时计算一次灌溉调整值。将每小时的灌溉调整值当做一个样本进行计算，结果如表5所示，作为7月21日三位专家的小时灌溉调整值的概率值。

表5 1号温室试验知识推理调整表

Table 5 No. 1 greenhouse experiment knowledge reasoning adjustment table

时间	专家一		专家二		专家三	
	灌溉调整值/mL	概率值/%	灌溉调整值/mL	概率值/%	灌溉调整值/mL	概率值/%
2020/7/21 01:00	0.0	50.00	0.0	50.00	0.0	50.00
2020/7/21 02:00	0.0	50.00	0.0	50.00	0.0	50.00
2020/7/21 03:00	0.0	50.00	0.0	50.00	0.0	50.00
2020/7/21 04:00	0.0	50.00	0.0	50.00	0.0	50.00
2020/7/21 05:00	0.0	50.00	0.0	50.00	0.0	50.00
2020/7/21 06:00	0.0	50.00	0.0	50.00	0.0	50.00
2020/7/21 07:00	0.0	50.00	0.0	50.00	0.0	50.00
2020/7/21 08:00	0.0	50.00	0.0	50.00	0.0	50.00
2020/7/21 09:00	0.0	50.00	0.0	50.00	0.0	50.00
2020/7/21 10:00	0.0	50.00	0.0	50.00	0.0	50.00
2020/7/21 11:00	50.4	99.75	50.4	99.91	50.4	99.1
2020/7/21 12:00	304.2	73.11	304.2	73.11	304.2	73.11
2020/7/21 13:00	0.0	50.00	0.0	50.00	2.0	73.11
2020/7/21 14:00	131.4	99.91	131.4	99.91	131.4	99.99
2020/7/21 15:00	0.0	50.00	0.0	50.00	1.8	88.08
2020/7/21 16:00	0.0	50.00	0.0	50.00	0.0	50.00
2020/7/21 17:00	0.0	50.00	0.0	50.00	0.0	50.00
2020/7/21 18:00	9.0	73.11	9.0	73.11	9.0	73.11
2020/7/21 19:00	12.0	50.00	12.0	50.00	12.0	50.00
2020/7/21 20:00	0.0	50.00	0.0	50.00	0.0	50.00
2020/7/21 21:00	0.0	50.00	0.0	50.00	0.0	50.00
2020/7/21 22:00	0.0	50.00	0.0	50.00	0.0	50.00
2020/7/21 23:00	9.0	50.00	9.0	50.00	9.0	50.00
2020/7/21 24:00	16.2.0	50.00	16.2	50.00	16.2	50.00

由表4可知，专家一、专家二和专家三的调整值相近，只有在几个时刻的概率值不同，采用PRA选择概率值高的推理值进行灌溉调整。

温室室外太阳辐射累积量如图4所示。由图4可知，7—10月的每日太阳辐射累积量上下起伏较大，而11月之后的太阳辐射累积量起伏较小，可大概得知灌溉量的变化。

草莓植株数据如表6所示，其中草莓生育期

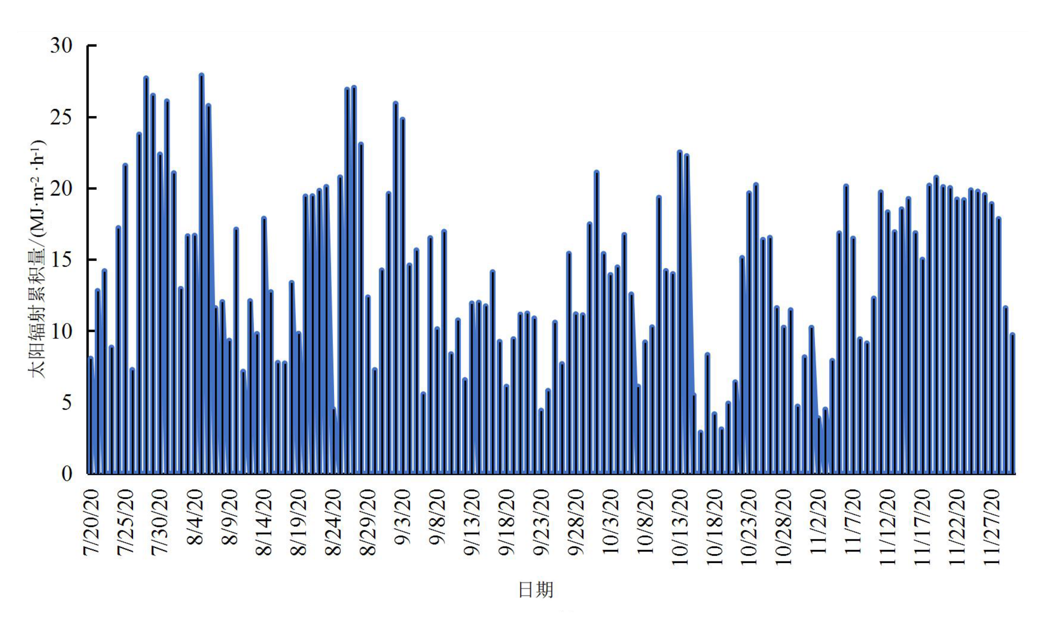


图4 太阳辐射累积量实时环境数据

Fig.4 Environment data of real time

和叶片吐水情况由机器视觉识别；植株高度、茎粗、叶片数、叶长和叶宽由人工测量。第一茬果的缓苗期为7月20日—7月27日，营养生长期为7月28日—8月9日，开花坐果期为8月10日—8月30日，果实膨大期为8月31日—9月14日，成熟期为9月15日—9月30日；第二茬果的开花坐果期为10月1日—10月14日，果实膨大期为10月15日—11月8日，成熟期为11月9日—11月30日。

四个温室相邻，气候相近，日常管理由同一个管理员统一管理，因此，本研究仅列举1号温室数据如表6。

表6 1号温室试验草莓植株数据表(部分)

Table 6 Data sheet of strawberry plants in No.1 greenhouse experiment (part)

日期	生育期	植株吐水情况	天气		植株高度/cm	茎粗/mm	叶片数/个	叶长/ cm	叶宽/cm
			昼	夜					
2020/7/20	缓苗	未见植株吐水	中雨	阵雨	13.59	9.6	5	6.69	4.915
2020/7/21	缓苗	未见植株吐水	阵雨	阵雨	13.59	9.6	5	6.69	4.915
2020/7/22	缓苗	未见植株吐水	小雨	阵雨	13.59	9.6	5	6.69	4.915
2020/7/23	缓苗	未见植株吐水	多云	多云	13.59	9.6	5	6.69	4.915
…		…	…	…	…	…	…	…	…
2020/11/28	成熟	未见植株吐水	多云	多云	18.56	15.97	19	10.53	7.46
2020/11/29	成熟	未见植株吐水	小雨	小雨	18.56	15.97	19	10.53	7.46
2020/11/30	成熟	未见植株吐水	多云	多云	18.56	15.97	19	10.53	7.46

1号温室的每日灌溉值如图5所示。图5中的灌溉值由P-M模型与PRA推理计算而得到。可以得到1号温室从种植开始到采摘结束之间的实际日灌溉量。

4.4 试验结果与分析

在试验区域内每行种植槽连续取20株草莓，共120株测产，果实重量为所取测产果实重量的

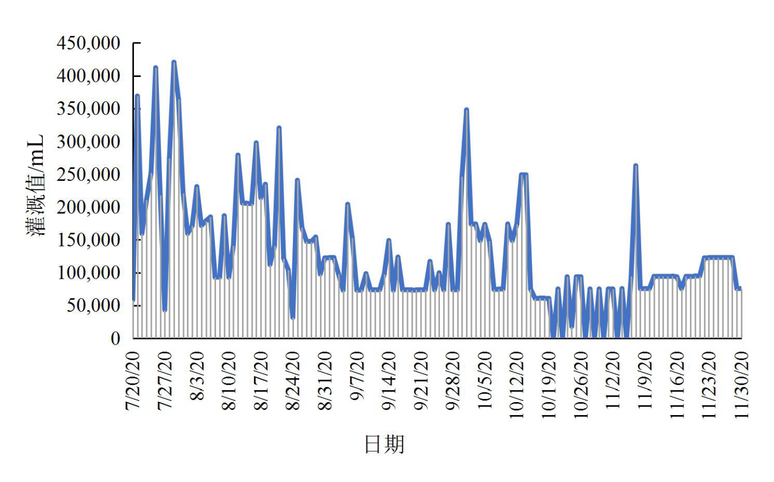


图5 1号温室试验全时期日灌溉值

Fig. 5 The daily irrigation value of the whole period tested in No. 1 greenhouse

平均值。本试验1号温室果实采摘由管理策略时间内采摘。本试验在规定时间采收记产的条件下，对生育期精准管控，保证果实成熟较早，然后将草莓果实分为A、B、C、D级果实[26-28]，大于30 g的为A级果、21～30 g的为B级果、16～20 g的为C级果、10～15 g的为D级果；果实硬度采用手持硬度计测定，每个果实以对应面去皮测两次，硬度计探针以进入果肉0.5 cm为准，以每个试验温室所测果实硬度的平均值作为果实硬度结果[29-31]。所测结果如表6所示。

表7 草莓果实参数对比表

Table 7 Strawberry Fruit comparison

温室序号	A级果		B级果		C级果		D级果		总数/个	总产量/g	平均硬度/(kg·cm^{-2})
	数量/个	重量/g	数量/个	重量/g	数量/个	重量/g	数量/个	重量/g			
1号	9	295.8	64	1535.2	131	2253.0	351	4372.1	555	8456.1	0.39
2号	0	0.0	11	249.2	51	881.6	371	4406.3	433	5537.1	0.34
3号	0	0.0	24	529.0	87	1461.0	462	5583.2	573	7573.2	0.37
4号	1	30.6	20	481.0	62	1040.6	358	4425.2	440	5977.6	0.38

分别从产量和平均硬度对1、2、3、4号温室产出的草莓果实进行比较分析：

（1）从果实数和产量方面分析，1号温室的A、B、C级果和总产量上全面占优。1号温室的总产量比4号温室提高2478.5 g，单株均产量提高20.65 g，单个果实均重百分比提高12.15%（单个果实均重提高1.65 g）。原因一是在P-M模型基础上，采用的是产量优先的灌溉调整策略，基于知识推理根据作物长势及时调整灌溉频率和灌溉量，提高了产量；二是在规定时间采收记产的条件下，试验对生育期精准管控，保证果实成熟较早，其他三组果实并未完全成熟，不成熟果实不做产量计算。

（2）从果实硬度方面分析，1号温室果实在管理固定时间内精准把握生育期从而进行采摘，所以1号温室果实的平均硬度最高，达到0.39 kg/cm^2，耐储性最强。

5 结 论

针对P-M模型灌溉未考虑作物实时生长状态的问题，本研究提出了一种基于模型和知识推理相结合的草莓灌溉预测研究方法。首先通过P-M模型得到初始灌溉量，然后采用PRA计算得到灌溉调整值，根据初始灌溉值和调整值进行种植试验。结果表明，本研究方法下的草莓总产量、单株果实均产量和果实均重百分比P-M模型灌溉

分别提高2478.5 g、20.65 g和12.15%（单个果实均重提高1.65 g）；果实硬度比P-M模型灌溉提高0.1 kg/cm²。因为本研究种植目标为产量优先，仅考虑灌溉对产量的影响。试验结果证明基于模型和知识推理相结合的灌溉方法下提高了草莓产量，可为精准灌溉提供新思路。

参考文献：

[1] 韩振兴, 朱涛, 常向阳. 我国草莓出口现状及存在问题分析[J]. 中国蔬菜, 2019 (7): 12-17.
HAN Z, ZHU T, CHANG X. Analysis on current situation and existing problems of strawberry export in China[J]. China Vegetables, 2019 (7): 12-17.

[2] 陈云伟. 科技评价计量方法述评[J]. 农业图书情报学报, 2020, 32(8): 04-11.
CHEN Y. Review on quantitative methods of science and technology evaluation[J]. Agricultural Library and Information, 2020, 32(8): 4-11.

[3] 曹丽英, 邸玉琦, 陈帅. 基于知识图谱的玉米病虫害研究可视化分析[J/OL]. 东北农业科学, [2021-06-05]. http://kns. cnki. net/kcms/detail/22.1376.S.20210511.1436.005.html.
CAO L, DI Y, CHEN S. Visualization analysis of maize disease and insect pests based on knowledge map[J/OL]. Northeast Agricultural Science, [2021-06-05]. http://kns. cnki. net/kcms/detail/22.1376.S.20210511.1436.005.html.

[4] 于合龙, 沈金梦, 毕春光, 等. 基于知识图谱的水稻病害关联特征挖掘方法[J]. 吉林农业大学学报, 2021, 43(2): 181-188.
YU H, SHEN J, BI C, et al. Associated features mining method of rice diseases based on knowledge graph[J]. Journal of Jilin Agricultural University, 2021, 43(2): 181-188.

[5] 崔员宁, 李静, 陈琰, 等. TransPath: 一种基于深度迁移强化学习的知识推理方法[J/OL]. 小型微型计算机系统，[2021-06-05]. https://kns. cnki. net/kcms/detail/21.1106.TP.20210319.1034.020.html.
CUI Y, LI J, CHEN Y, et al. TransPath: A deep transfer reinforcement learning method for knowledge reasoning[J]. Journal of Chinese Computer Systems, [2021-06-05]. https://kns. cnki. net/kcms/detail/21.1106.TP.20210319.1034.020.html.

[6] 封皓君, 段立, 张碧莹. 面向知识图谱的知识推理综述[J]. 计算机系统应用, 2021, 30(10): 21-30.
FENG H, DUAN L, ZHANG B. Overview on knowledge reasoning for knowledge graph[J]. Computer Systems & Applications, 2021, 30(10): 21−30.

[7] 孙建强, 许少华. 基于可微神经计算机和贝叶斯网络的知识推理方法[J]. 计算机应用，2021, 41(2): 337-342.
SUN J, XU S. Knowledge reasoning method based on differentiable neural computer and Bayesian network[J]. Journal of Computer Applications, 2021, 41 (2): 337-342.

[8] 张美玉, 林崇, 简琤峰. 基于路径排序算法的STEP知识推理技术研究[J]. 浙江工业大学学报, 2020, 48(2): 126-132, 187.
ZHANG M, LIN C, JIAN J. Research on STEP knowledge reasoning technology based on path ranking algorithm[J]. Journal of Zhejiang University of Technology, 2020, 48(2): 126-132, 187.

[9] 李智星, 任诗雅, 王化明, 等. 基于非结构化文本增强关联规则的知识推理方法[J]. 计算机科学, 2019, 46 (11): 209-215.
LI Z, REN S, WANG H, et al. Knowledge reasoning method based on unstructured text-enhanced association rules[J]. Computer Science, 2019, 46(11): 209-215.

[10] BELLOMARINI L, BENEDETTO D, GOTTLOB G, et al. Vadalog: A modern architecture for automated reasoning with large knowledge graphs-ScienceDirect[J]. Information Systems, 2020: ID 101528.

[11] ZHANG L, LI D, XI Y, et al. Reinforcement learning with actor-critic for knowledge graph reasoning[J]. Science China (Information Sciences), 2020, 63(6): 223-225.

[12] WANG Q，HAO Y，CAO J. ADRL: An attention-based deep reinforcement learning framework for knowledge graph reasoning[J]. Knowledge-Based Systems, 2020, 197: ID 105910.

[13] ZHANG R，MAO Y，ZHAO W. Knowledge graphs completion via probabilistic reasoning[J]. Information Sciences, 2020, 521: 144-159.

[14] 王文军, 余银峰. 考虑数据稀疏的知识图谱缺失连接自动补全算法[J/OL]. 吉林大学学报(工学版), [2021-10-26]. https://doi. org/10.13229/j. cnki. jdxbgxb20210443.
WANG W, YU Y. Consider data sparse lack of knowledge map connection automatic completion algorithm[J/OL]. Journal of Jilin University (Engineering Science), [2021-10-26]. https://doi. org/10.13229/j. cnki.jdxbgxb20210443.

[15] FAN M, ZHOU Q, ABEL A, et al. Probabilistic belief embedding for knowledge base completion[J/OL]. 2015. arXiv preprint arXiv:1505.02433.

[16] 黄慧, 李海林. 时态数据质量规则的研究及检测[J]. 小型微型计算机系统, 2021, 42(7): 1539-1546.
HUANG H, LI H. Research and detection of temporal data quality rules[J]. Journal of Chinese Computer Systems, 2021, 42(7): 1539-1546.

[17] MENDES P N, MÜHLEISEN H, BIZER C. Sieve: Linked data quality assessment and fusion[C]// Proceedings of the 2012 Joint EDBT/ICDT Workshops. Berlin, Germany: Association for Computing Machinery, 2012: 116-123.

[18] 张志强, 逄居升, 谢晓芹, 等. 众包质量控制策略及评估算法研究[J]. 计算机学报, 2013, 36(8): 1636-1649.
ZHANG Z, PANG J, XIE X, et al. Research on crowdsourcing quality control strategies and evaluation algorithm[J]. Chinese Journal of Computers, 2013, 36(8): 1636-1649.

[19] 张吉祥, 张祥森, 武长旭, 等. 知识图谱构建技术综述[J/OL]. 计算机工程, [2021-10-27]. https://doi.org/10.19678/j.issn.1000-3428.0061803.
ZHANG J, ZHANG X, WU C, et al. Survey of knowledge graph construction techniques[J/OL]. Engineering Computer, [2021-10-21]. https://doi. org/10.19678/j.issn.1000-3428.0061803.

[20] 胡程达, 方文松, 王红振, 等. 河南省冬小麦农田蒸散和作物系数[J]. 生态学杂志, 2020, 39(9): 3004-3010.
HU C, FANG W, WANG H, et al. Evapotranspiration and crop coefficient of winter wheat cropland in Henan Province[J]. Chinese Journal of Ecology, 2020, 39(9): 3004-3010.

[21] INCROCCI L, THOMPSON RB, FERNANDEI-FERNANDEI MD, et al. Irrigation management of European greenhouse vegetable crops[J]. Agricultural Water Management, 2020, 242: ID 106393.

[22] MASSA D , INCROCCI L , MAGGINI R , et al. Simulation of crop water and mineral relations in greenhouse soilless culture[J]. Environmental Modelling and Software, 2011, 26(6): 711-722.

[23] LAO N , MITCHELL T M , COHEN W W . Random walk inference and learning in a large scale knowledge base[C]// The 2011 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing. Berlin, Germany: Association for Computational Linguistics, 2011.

[24] BRADFORD M K, ELKINS K L. Immune lymphocytes halt replication of Francisella tularensis LVS within the cytoplasm of infected macrophages[J]. Scientific Reports, 2020, 10(1): ID 12023.

[25] LAO N, MINKOV E, COHEN W. Learning relational features with backward random walks[C]// The 53rd Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics and the 7th International Joint Conference on Natural Language Processing. Berlin, Germany: Association for Computational Linguistics, 2015: 666-675.

[26] 顾乔红, 马秀玲, 廖开志, 等. 草莓新品种引进比较试验[J]. 蔬菜, 2021(2): 76-78.
GU Q, MA X, LIAO K, et al. Introduction and comparative test on new cultivar of strawberry[J]. Vegetables, 2021(2): 76-78.

[27] 舒锐, 臧传江, 焦健, 等. 不同品种草莓的引进栽培与果实感官评价研究[J]. 种子科技, 2020, 38(15): 7-8.
SHU R, ZANG C, JIAO J, et al. Study on introduction cultivation and sensory evaluation of different strawberry varieties[J]. Seed Science & Technology, 2020, 38(15): 7-8.

[28] 赵彦华. 草莓种质资源介绍[J]. 果树资源学报, 2020, 1(4): 90-91.
ZHAO Y. Strawbery features excelent cultivars[J]. Journal of Fruit Resources, 2020, 1(4): 90-91.

[29] 张智, 李曼宁, 杨志明, 等. 基于多指标协同的草莓水肥耦合综合调控[J]. 农业机械学报, 2020, 51(2): 267-276.
ZHANG Z, LI M, YANG Z, et al. Comprehensive regulation of water and fertilizer coupling based on multi-index collaboration of strawberry[J]. Transactions of the CSAM, 2020, 51(2): 267-276.

[30] 吴久江, 汪星, 李群, 等. 简易草莓大棚智慧管理系统设计与性能分析[J]. 农业机械学报, 2019, 50(12): 288-296.
WU J, WANG X, LI Q, et al. Design and performance analysis of intelligent management system in simple strawberry greenhouse[J]. Transactions of the CSAM, 2019, 50(12): 288-296.

[31] 王春玲, 宋卫堂, 赵淑梅, 等. H型栽培架组合方式对光照及草莓生长和产量的影响[J]. 农业工程学报, 2017, 33(2): 234-239.
WANG C, SONG W, ZHAO S, et al. Effect of H-type cultivation rack combination on light and growth and yield of strawberry[J]. Transactions of the CSAE, 2017, 33(2): 234-239.

Irrigation Method and Verification of Strawberry Based on Penman-Monteith Model and Path Ranking Algorith

ZHANG Yu[1,2], ZHAO Chunjiang[1,2], LIN Sen[2*], GUO Wenzhong[2], WEN Chaowu[2], LONG Jiehua[2]

（1. *College of Information Technology, JiLin Agriculture University, Changchun* 130118*, China*;
2. *Beijing Agricultural Intelligent Equipment Technology Research Center, Beijing* 100097*, China*）

Abstract: Irrigation is an important factor that affects crop yield. In order to control irrigation of facility crops more effectively and accurately, this study took "Zhangji" strawberry as an example, introduced crop real-time growth characteristics into irrigation decision-making, and combined Penman-Monteith (P-M) model and knowledge reasoning to study the irrigation of strawberry. In the first step, the influencing factors and expert experience in identifying strawberry growth period of "Zhangji" strawberry irrigation were standardized, and the strawberry irrigation data structure based on Resource Description Framework (RDF) was established. The second step was to collect expert experience of strawberry irrigation according to the standardized knowledge structure model. Firstly, all data were unified into structured data, and then were stored in *.csv format together with expert experience, and strawberry irrigation knowledge map based on Neo4j was constructed. The third step was to collect the environmental data and plant data of strawberry in each growth period. The fourth step was using P-M model to calculate the initial irrigation value of strawberry, and then adjusted the initial irrigation value by knowledge reasoning.The fifth step was to conduct experimental planting and evaluate the sampled fruits. In knowledge reasoning, irrigation adjustment strategies of each expert was different. In strawberry irrigation experiment based on P-M model and path sorting algorithm, a group of irrigation reasoning values with the highest probability value were selected to adjust irrigation with the goal of maximizing strawberry yield. The experimental results showed that under the condition of harvesting at a specified time, The total fruit yield, average fruit yield per plant and average fruit weight percentage increased by 2478.5 g, 20.65 g and 12.15% (average fruit weight increased by 1.65 g per fruit) based on P-M model and path sorting algorithm compared with traditional P-M model, respectively. First, on the basis of P-M model, the yield-first irrigation adjustment strategy was adopted. Based on knowledge reasoning, the irrigation frequency and amount were adjusted timely according to the crop growth situation, which improved the yield. Second, under the condition of harvesting and recording yield at a specified time, the experiment accurately controlled the growth period to ensure early fruit ripening, while the other three groups of fruits were not fully mature and the yield of immature fruits were not calculated. Under the method of strawberry irrigation based on Penman-Monteith model and path sorting algorithm, the fruit was picked within a fixed time and reached 0.39 kg/cm^2, which increased by 0.1 kg/cm^2. Because the planting goal of this study was yield first, only the influence of irrigation on yield was considered. The experimental resulted show that the irrigation method based on model and knowledge reasoning could improve the yield of strawberry, and can provide a new idea for precise irrigation.

Key words: artificial intelligence knowledge graph; knowledge reasoning; precise irrigation; path ranking algorithm; strawberry; Penman-Monteith